

РОЗВИТОК СИСТЕМ РАНЬОГО ПОПЕРЕДЖЕННЯ В НАВЧАННІ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА ПОТОКОВОЇ ОБРОБКИ ДАНИХ

Сучасна освіта все більше інтегрує цифрові технології, змінюючи підходи до навчання, оцінювання та управління освітнім процесом. Зростання обсягу освітніх даних вимагає використання інструментів штучного інтелекту (ШІ) для аналізу потоків інформації в реальному часі [1]. Це дозволяє оперативно виявляти освітні проблеми, такі як зниження мотивації, низький прогрес у навчанні та ризик відрахування. Основна мета цієї роботи – дослідити застосування ШІ для аналізу освітніх даних і розробки систем раннього попередження, які інтегруються з існуючими платформами.

1. Виклики та можливості використання ШІ у потоковій обробці даних

Інтеграція ШІ у навчальні процеси стикається з низкою викликів. Основними є різноманітність даних, які включають результати тестів, активність студентів на платформах, відвідуваність занять тощо [2]. Така різноманітність ускладнює стандартизацію та інтеграцію інформації. Іншою важливою проблемою є необхідність дотримання конфіденційності, що вимагає використання технологій анонімізації даних і забезпечення їх захисту. Виклики доповнюються складністю інтерпретації результатів роботи ШІ, що може бути бар'єром для їх використання викладачами.

Попри виклики, можливості, які надає ШІ, є значними. Потокова обробка даних у реальному часі дозволяє своєчасно виявляти проблеми та адаптувати навчальні процеси. Аналіз моделей поведінки студентів відкриває нові горизонти для персоналізації навчання, забезпечуючи індивідуальний підхід [3].

2. Алгоритми та методи для побудови систем раннього попередження

Системи раннього попередження використовують потужні алгоритми машинного навчання. Наприклад, кластеризація дозволяє автоматично групувати студентів за рівнем їхньої активності чи успішності, а регресійні моделі використовуються для прогнозування ризиків і визначення факторів, що впливають на результати

навчання [2]. Потокова обробка даних за допомогою Apache Kafka та Flink забезпечує ефективний збір і аналіз інформації у реальному часі. Нейронні мережі, такі як LSTM, добре підходять для аналізу динаміки даних, тоді як глибокі нейронні мережі здатні знаходити складні взаємозв'язки в освітніх даних.

Методи машинного навчання:

- Кластеризація. Алгоритми, як-от K-Means, допомагають групувати студентів за рівнем активності або прогресу, що спрощує персоналізацію [1].

- Регресія. Використовується для прогнозування успішності студентів та оцінки ризиків відрахування [3].

Потокова обробка даних:

- Apache Kafka та Flink забезпечують збір і аналіз потоків даних у реальному часі [2].

Нейронні мережі:

- LSTM ефективно працюють із часовими рядами, допомагаючи відстежувати динаміку активності студентів;

- Глибокі нейронні мережі виявляють складні взаємозв'язки в освітніх даних [3].

3. Практичні аспекти впровадження систем у навчальні середовища

Впровадження таких систем починається з визначення основних джерел даних: освітні платформи, результати тестувань, дані про взаємодію у класах. Ці дані забезпечують комплексний аналіз активності студентів і дозволяють викладачам отримувати рекомендації щодо індивідуальної роботи зі студентами. Наприклад, автоматичні системи можуть визначати студентів, які потребують додаткової підтримки, або адаптувати складність завдань залежно від їхнього прогресу.

Впровадження систем раннього попередження також дозволяє знижувати навантаження на викладачів, автоматизуючи рутинні завдання, такі як моніторинг активності та створення звітів [3].

Джерела даних:

1. Освітні платформи. Дані про активність студентів, виконання завдань, перегляд матеріалів.

2. Результати тестувань. Поточні оцінки, аналіз контрольних робіт.

3. Взаємодія у класах. Відвідуваність, участь у дискусіях, інтерактивні відповіді.

Приклади використання:

- Системи раннього попередження ідентифікують студентів, які ризикують відстати [2].

- Викладачі отримують автоматичні рекомендації щодо індивідуальної роботи зі студентами [1].
- Навчальні платформи адаптують складність завдань залежно від прогресу студентів [3].

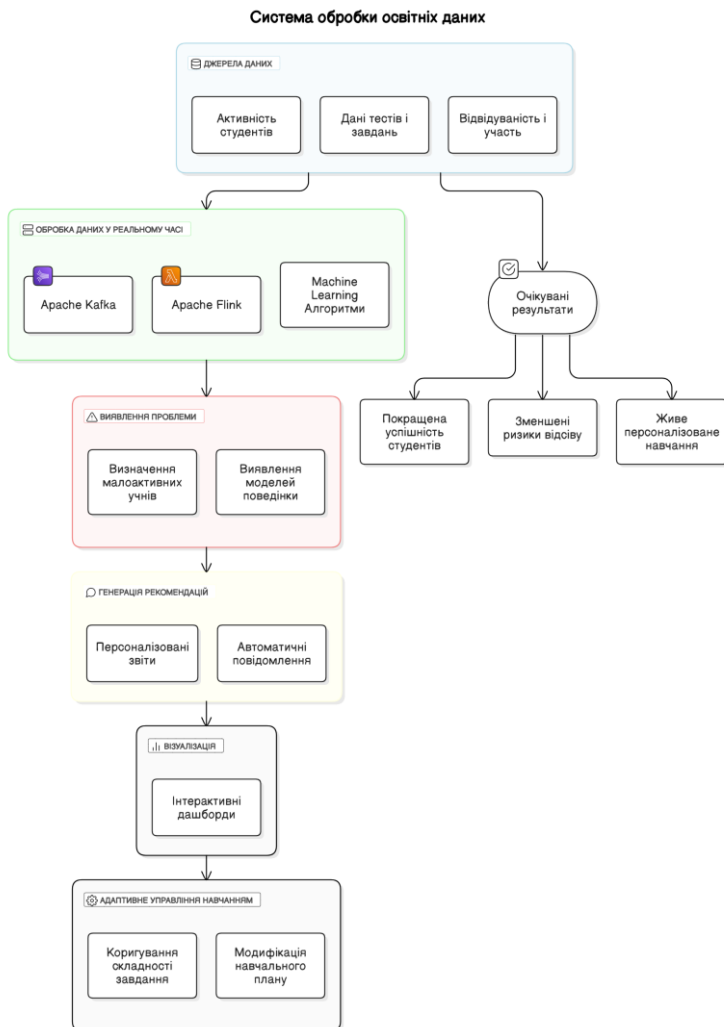


Рисунок 1 – Система обробки освітніх даних

Результати впровадження (рис. 1):

- Підвищення успішності завдяки вчасному втручанню.

- Зниження кількості відрахувань через покращення мотивації та підтримки.
- Оптимізація роботи викладачів через автоматизацію рутинних завдань.

4. Висновки та перспективи

Системи раннього попередження на основі ШІ та потокової обробки даних є потужним інструментом для трансформації освіти. Вони забезпечують персоналізацію навчання, підвищують мотивацію студентів і сприяють оптимізації роботи викладачів.

Системи раннього попередження на основі ШІ є потужним інструментом для трансформації сучасної освіти. Вони не лише підвищують мотивацію та успішність студентів, але й сприяють оптимізації роботи викладачів. У перспективі такі системи можуть інтегруватися з передовими технологіями, такими як AR/VR, для створення більш інтерактивного навчального середовища. Розширення спектра аналізованих даних, включно з емоційними та поведінковими характеристиками студентів, відкриває нові можливості для адаптації освітнього процесу.

У майбутньому ці системи можуть бути впроваджені на національному рівні, забезпечуючи єдиний підхід до моніторингу якості освіти та підтримки навчання через такі механізми:

1. Розробка адаптивних алгоритмів, які враховують зміни в даних та освітніх процесах.
2. Інтеграція із сучасними технологіями, такими як AR/VR, для підвищення інтерактивності.
3. Розширення аналізованих даних, включно з поведінковими та емоційними характеристиками студентів.

Майбутнє таких систем пов'язане з інтеграцією на національному рівні для покращення якості освіти та забезпечення сталого розвитку.

Література:

1. Baker, R. S. (2019). Challenges for the Future of Educational Data Mining: The Baker Learning Analytics Prizes. *Journal of Educational Data Mining*, 11(1), 1–17. URL: <https://jedm.educationaldatamining.org/index.php/JEDM/article/view/432>
2. Zawacki-Richter, O., Marin, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16, Article number: 39. URL: <https://educationaltechnologyjournal.springeropen.com/articles/10.1186/s41239-020-00218-x>
3. Baig, M. I., Shuib, L., & Yadegaridehkordi, E. (2020). Big data in education: a state of the art, limitations, and future research directions. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 17, Article number: 44. URL: <https://educationaltechnologyjournal.springeropen.com/articles/10.1186/s41239-020-00223-0>